

КОСМІРАК ВОЛОДИМИР

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

<https://orcid.org/0009-0007-7549-9397>e-mail: volodymyr.kosmirak@gmail.com**ВОЛИНСЬКИЙ ОРЕСТ**

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

<https://orcid.org/0000-0002-1409-9393>e-mail: orestsks@ukr.net**КОСМІРАК РОСТИСЛАВ**

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

<https://orcid.org/0009-0007-3095-8876>e-mail: rkosmirak@gmail.com**ТОПАЛОВ АНДРІЙ**

Національний Університет Кораблебудування ім. Адмірала Макарова

<https://orcid.org/0000-0003-2745-7388>e-mail: andrii.topalov@nuing.edu.ua

АГРЕГАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ПЕРЦЕПТРОННИХ СТРУКТУР ПЛАТФОРМИ YOLO V8N НА ОСНОВІ МЕТОДУ МЕДІАНИ

Традиційно, до критичних параметрів інформаційних систем, зокрема робототехнічних відносять опрацювання сигналів та даних у реальному часі. У роботі розглядаються сучасні платформи і методи ідентифікації об'єктів за їх двомірними зображеннями на основі перцептронних структур, зокрема впровадження YOLOv8 пов'язують з рядом проблемних питань, таких як необхідністю оптимізації моделі під обмежені ресурси та забезпеченням якісного навчального набору даних.

Основною метою проведених досліджень є вдосконалення наявних підходів, що можуть забезпечити підвищення точності виявлення об'єктів при обмежених обчислювальних ресурсах. Основна увага приділяється технологіям попереднього опрацювання вихідних даних перцептронних структур (які функціонують паралельно) з подальшим використанням згладжування для мінімізації впливу шумів.

Як результат, запропоновано багатомодельний підхід з паралельним опрацюванням одного зображення кількома (в даному випадку трьома) перцептронними структурами платформи YOLO. Агрегування результатів здійснюється методом вибору медіанного значення результату ідентифікації, що дозволяє зменшити вплив випадкових помилок та підвищити стійкість системи.

Крім того, описано переваги запропонованого підходу, зокрема: типовий підхід, простота реалізації, стійкість до промахів, збереження важливих особливостей зображень об'єктів. Водночас відзначено його проблемні аспекти та обмеження, зокрема ігнорування потенційно важливих, але відхилених прогнозів.

У дослідженні також розглянуто реалізацію відповідних алгоритмічних рішень, особливості їх функціонування, подано блок-схемами, що демонструють процеси опрацювання за рівнем впевненості та відбір найбільш релевантних результатів. Таким чином, запропонований підхід до агрегації результатів кількох нейронних мереж дозволяє покращити точність і стабільність при ідентифікації об'єктів на двомірних зображеннях, забезпечуючи подальшу ефективну інтеграцію. Однак слід розуміти, що досягнення згаданих переваг потребує залучення до паралельної роботи кількох перцептронних структур, що суттєво збільшує обчислювальні потреби на імплементацію таких рішень.

Ключові слова: нейронні мережі, розпізнавання, перцептронні структури, опрацювання сигналів

KOSMIRAK VOLODYMYR**VOLYNSKYI OREST****KOSMIRAK ROSTYSLAV****TOPALOV ANDRII**

Admiral Makarov National University of Shipbuilding

AGGREGATION OF PERCEPTRONIC PATTERN RECOGNITION RESULTS YOLO V8N PLATFORMS BASED ON THE MEDIAN METHOD

Traditionally, the critical parameters of information systems, in particular robotic systems, include real-time signal and data processing. The paper considers modern platforms and methods for identifying objects from their two-dimensional images based on perceptron structures, in particular, the implementation of YOLOv8 is associated with a number of problematic issues, such as the need to optimize the model for limited resources and provide a high-quality training data set.

The main goal of the research is to improve existing approaches that can increase the accuracy of object detection with limited computing resources. The main attention is paid to technologies for pre-processing the output data of perceptron structures (which operate in parallel) with the subsequent use of smoothing to minimize the impact of noise.

As a result, a multi-model approach is proposed with parallel processing of one image by several (in this case three) perceptron structures of the YOLO platform. Aggregation of results is carried out by the method of selecting the median value of the identification result, which allows to reduce the impact of random errors and increase the stability of the system.

In addition, the advantages of the proposed approach are described, in particular: a typical approach, simplicity of implementation, resistance to errors, preservation of important features of object images. At the same time, its problematic aspects and limitations are noted, in particular, ignoring potentially important, but rejected predictions.

The study also considers the implementation of relevant algorithmic solutions, the features of their functioning, presented in block diagrams demonstrating the processes of processing by confidence level and selection of the most relevant results. Thus, the proposed approach to aggregating the results of several neural networks allows to improve the accuracy and stability of object identification in two-dimensional

images, ensuring further effective integration. However, achieving the advantages requires the involvement of several perceptron structures in parallel operation, which significantly increases the computational requirements for the implementation of such solutions.

Keywords: *neural networks, recognition, perceptron structures, signal processing*

Стаття надійшла до редакції / Received 06.05.2025

Прийнята до друку / Accepted 26.05.2025

Вступ

У сучасних інформаційних та робото технічних системах використання перцептронних структур є ключовим для забезпечення здатності швидко і прийнятно точно виявляти об'єкти в навколишньому середовищі. Кореляційний апарат дозволяє перцептронам опрацьовувати сигнали та інформацію, необхідну для навігації, уникнення перешкод, взаємодії з об'єктами та підтримки безпеки. Перцептронні системи комп'ютерного зору відіграють важливу роль у цьому процесі, а вибір відповідної моделі для обробки даних та ідентифікації об'єктів має важливе а часто і вирішальне значення [1]. Зокрема, поширена модель YOLOv8 від Ultralytics реалізує ефективне поєднання точності і швидкості опрацювання, що робить її перспективним рішенням для застосування.

Застосування перцептронних структур, які фактично є основою типових реалізацій нейронних мереж, зокрема моделі YOLOv8 дозволяє отримати прийнятні результати при вирішенні комп'ютерного зору. Платформа YOLOv8 (You Only Look Once) [2] відповідає ключовим вимогам, що ставляться при вирішенні задач динамічного опрацювання двовірних зображень, зокрема таким як швидкість опрацювання та точність розпізнавання об'єктів, навіть за умов обмежених обчислювальних ресурсів. Залучення механізму безякірного виявлення у згаданій платформі усуває залежність від фіксованих якірних блоків, які часто призводять до додаткових обчислювальних затрат, що завжди є критичним параметром для інформаційних систем, які повинні приймати швидкі рішення.

Вдосконалена структура ядра CSPDarknet53, що служить основою моделі, оптимізує вилучення ознак із вхідної інформації, дозволяючи автономним платформам точніше виконувати розпізнавання об'єктів, зокрема за складних умов. Тут мається на увазі нестабільне освітлення чи флуктуація параметрів навколишнього середовища. Залучення додаткового шару C2f, що ґрунтується на використанні операції згортки сприяє більш комплексному аналізу даних, поєднуючи високорівневі ознаки з контекстною інформацією і це, в свою чергу, покращує ефективність ідентифікації об'єктів різного масштабу. Завдяки такому підходу досягається розширення функціоналу, включаючи класифікацію та сегментацію, що підвищує здатність взаємодіяти з навколишнім середовищем на більш високому рівні [3].

В такій ситуації доцільно провести порівняння платформи YOLOv8 з іншими, зокрема варто виділити Faster R-CNN, яка є однією з таких, що реалізує двоетапну модель [4]. Завдяки використанню регіональних пропозицій (розташування) об'єктів забезпечується підвищення точності ідентифікації але знижується швидкість опрацювання даних, що є суттєвим недоліком за наявності обмежень в часі. Завдяки використанню одно етапного опрацювання а також оптимізованій архітектурі платформа YOLOv8 дозволяє пришвидшити швидкість інференції за умови збереження прийнятної точності ідентифікації.

Якщо розглянути SSD (Single Shot MultiBox Detector), можна побачити, що вона також ґрунтується на використанні одно етапного підходу при ідентифікації об'єктів за їх двовірними зображеннями. Такий підхід, як зазначалось, забезпечує вищу швидкість опрацювання порівняно з двоетапними моделями [5]. Крім того, SSD використовує багаторівневі ознаки при ідентифікації об'єктів представлених різними масштабами. Іншою перевагою SSD є баланс між точністю та швидкістю роботи, однак вона поступається YOLOv8 за точністю, зокрема для випадків виявлення об'єктів невеликого розміру, що одним із обмежень при її застосуванні в задачах зі значною кількістю дрібних деталей.

Використання функції втрат Focal Loss для вирішення проблеми дисбалансу класів для платформи RetinaNet дозволяє покращити, порівняно з SSD, виявлення малих об'єктів [6]. RetinaNet демонструє покращену точність ідентифікації при ускладнених задачах, однак суттєвим недоліком цієї платформи є невисока швидкість інференції, що обмежує її використання в швидкодіючих системах реального часу, а також складність моделі призводить до додаткових обчислювальних затрат.

Відмінною особливістю платформи EfficientDet є можливість масштабування, крім того використання архітектури BiFPN, що дозволяє ефективного поєднувати ознаки різних рівнів, забезпечує підвищення точності ідентифікації об'єктів [7]. Наступною позитивною властивістю згаданої платформи є її гнучкість та ефективність щодо потреб в обчислювальних ресурсах. Слід зауважити, що для досягнення прийнятної продуктивності EfficientDet може потребувати потужних апаратних ресурсів, а також проблемними аспектами є складність налаштування та інтеграції особливо в системах з обмеженими ресурсами.

Перцептронні структури, на основі яких реалізовані попередні версії YOLO, таких як YOLOv3 та YOLOv4, дозволили продемонструвати значний прогрес у порівнянні з початковими моделями, але мали певні обмеження у швидкості та точності. Моделі YOLOv5 та YOLOv7 продовжили вдосконалення, однак YOLOv8 перевершує їх завдяки покращеним показникам, які мають ключове значення [8]. Зокрема, YOLOv8 досягає вищих результатів середньої точності (mAP) на стандартних наборах даних, а також забезпечує швидшу обробку інформації. Швидкість роботи перцептронних структур відіграє критично важливу роль для

робототехнічних систем, оскільки затримки в обчисленнях можуть впливати на здатність виявляти об'єкти, уникати перешкод і приймати рішення в реальному часі. Завдяки оптимізованій архітектурі та одноетапному підходу YOLOv8 суттєво знижує затримки й дозволяє швидко реагувати на зміни у навколишньому середовищі, що робить її ідеальним вибором для завдань мобільної робототехніки. Результати огляду основних характеристик згаданих вище платформ подано у табл. 1 для порівняння.

Таблиця 1

Порівняльна таблиця моделей детектування об'єктів різними платформами

Платформа	К-ть параметрів (млн)	Розмір (МБ)	Середня точність (mAP) на COCO	Основні недоліки
EfficientDet	3 - 51	12 - 50	~51%	Складне налаштування, значні обчислення
RetinaNet	~34	~150	~40%	Повільна інференція
SSD	~24	~100	~43%	Нижча точність для малих об'єктів
Faster R-CNN	~60	~160	~42%	Повільна інференція
YOLOv5	7 - 140	14 - 250	~50%	Нижча, порівняно з YOLOv8, точність
YOLOv8	7 - 70	20 - 120	~53.9%	Потрібна оптимізація для нішових задач

Таким чином, платформа YOLOv8 демонструє порівняно високу ефективність на пристроях з обмеженими ресурсами, що є критично важливим для мобільних систем та систем з обмеженими обчислювальними можливостями а також енергетичними ресурсами. Завдяки зменшеній кількості параметрів та оптимізованій архітектурі перцептронів згадана модель може ефективно функціонувати на вбудованих системах без потреби у потужних процесорах. Це забезпечує нижче енергоспоживання та полегшену конструкцію, що сприяє автономній роботі й дозволяє використовувати ресурси більш раціонально.

Доцільно зауважити, що зазначена платформа має ряд переваг, однак існують також і проблемні питання, що потребують вирішення при інтеграції, зокрема потрібно враховувати сумісність з апаратною платформою інформаційної чи робото технічної системи, а також можливість оптимізації моделі під вирішення конкретних задач. Іншою суттєвою проблемою є необхідність забезпечення значних і головне якісних наборів даних для навчання такої моделі під конкретні умови експлуатації, що не завжди є доступно.

Виходячи з аналізу вище згаданих технологій та платформ розпізнавання об'єктів на основі їх двовимірних зображень, а також однієї з перспективних моделей YOLO, виявлено можливість вдосконалення існуючих алгоритмів для підвищення їх точності й надійності в умовах змінного середовища а також обмеженого набору даних для навчання та тестування. Отже метою такого вдосконалення є створення та оптимізації методів, які забезпечуватимуть ефективне розпізнавання елементів на зображеннях, враховуючи обмежені ресурси обчислювальних систем щодо наборів доступних даних.

Для досягнення зазначеної мети передбачено кілька ключових завдань, зокрема слід вдосконалити процес попереднього опрацювання потокових даних. Тут доцільно розглянути можливість використання методів згладжування, що сприятиме зниженню впливу шумів і нестабільностей, які виникають в ході опрацювання зображень, підвищуючи точність і стабільність розпізнавання.

Іншим напрямком може бути імплементація паралельного опрацювання даних з використанням кількох нейронних мереж. Результат ідентифікації отримувати шляхом агрегування результатів роботи згаданих мереж за допомогою вибору медіанного значення, що в перспективі може забезпечити покращення точності системи та її стійкості до впливу випадкових помилок і шумових перешкод.

Застосування методу медіани для агрегації результатів розпізнавання перцептронних структур

Метод ковзної медіани, що задіяний для агрегації виходів кількох нейронних мереж, має низку переваг, зокрема він підвищує стійкість системи до шумів та промахів, що є особливо важливим для застосувань, де критичною є висока точність і надійність прогнозів. Також цей метод дозволяє зберігати ключові характеристики та різкі зміни в даних, які можуть бути втрачені при застосуванні методів, заснованих на усередненні. Крім того, ковзна медіана проста в реалізації та не потребує складних обчислювальних ресурсів або додаткових налаштувань.

Проте, згаданий метод характеризується і недоліками. Оскільки медіана вибірки орієнтований на порядок значень, а не на їхню конкретну величину, можуть бути випадки, коли важлива інформація залишається поза увагою. Наприклад, якщо більшість моделей формують схожі прогнози, а один суттєво відрізняється через критично важливі дані, метод ковзної медіани може проігнорувати цей відхилення, але потенційно більш точний результат. Крім цього, при парній кількості прогнозів медіана обчислюється як середнє двох найближчих медіанних значень, що в перспективі може зменшувати стійкість системи до викидів. В результаті запропоновано послідовність детектування та класифікації об'єктів за їх двовірними зображеннями із використанням кількох моделей YOLO з подальшою агрегацією їх результатів шляхом вибору медіанного значення, рис. 1.

Як можна побачити, процес стартує з початкової ініціалізації, коли програма отримує необхідні

параметри, такі як шлях до двовірного зображення а також поріг певності для відображення результатів. Ці параметри дозволяють визначити, яке зображення потрібно обробляти, та встановити допустимий рівень активації для розпізнаних об'єктів.

Далі завантажується конфігураційний файл, що містить назви класів об'єктів для розпізнавання та відповідні кольори для кожного класу. Це забезпечує точне відображення результатів розпізнавання, де кожен клас виділяється окремим кольором для зручності візуалізації.

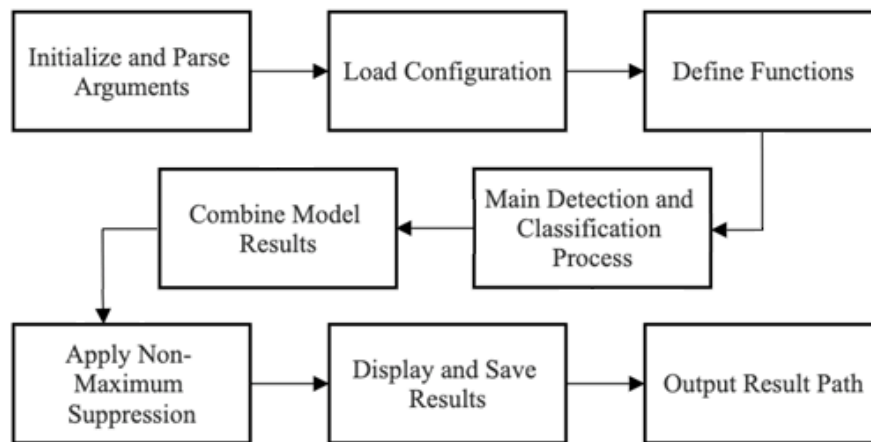


Рис. 1. Послідовність детектування та класифікації об'єктів за кількома моделями

На подальших етапах програма застосовує допоміжні функції для виконання ключових операцій, таких як розрахунок показника перекриття між боксами, об'єднання результатів роботи кількох моделей, збереження фінального зображення і визначення кольорів для кожного класу. Ці функції сприяють покращенню опрацювання даних і створенню готового зображення для виведення.

Основний процес розпізнавання реалізується через багатомодельний підхід, за якого декілька моделей, в даному випадку три, платформи функціонують паралельно для підвищення точності ідентифікації об'єктів. Програма аналізує вхідне зображення, виконує детектування і агрегує результати, порівнюючи їх від різних моделей. Такий підхід допомагає усунути дублювання і комбінувати декілька виявлень одного об'єкта в єдиний результат. З метою покращення точності застосовується алгоритм Non-MaximumSuppression, який відфільтровує надлишкові виявлення, залишаючи тільки найбільш релевантні. Після цього результати відображаються на зображенні у вигляді рамок різних кольорів навколо ідентифікованих об'єктів із вказаними класами і рівнями певності. В подальшому таке зображення зберігається на диск під унікальною назвою.

З метою надання додаткового візуального контролю, програма повинна виводити шлях до збереженого зображення, що дозволяє зручним елементом інтерфейсу користувача. Кожен блок діаграми, що подано на рис.1., відповідає відповідному кроку процесу опрацювання двовірного зображення, демонструючи практично лінійний процес опрацювання шляхом використання багатомодельного детектування та подальшої класифікації об'єктів із використанням згаданої платформи.

Послідовність виконання операцій функції ComputeIoU, що реалізує обчислення коефіцієнту перетину над об'єднанням (Intersection over Union або IoU) для двох прямокутних рамок, що задаються відповідними координатами, подано на рис.2а [10]. На першому етапі функція отримує параметри Box1 та Box2, кожен із цих об'єктів задається координатами верхнього лівого та нижнього правого кутів прямокутної рамки. Далі з цих координат виділяють окремі змінні $x_{1.1}$, $y_{1.1}$, $x_{2.1}$, $y_{2.1}$ для Box1 та $x_{1.2}$, $y_{1.2}$, $x_{2.2}$, $y_{2.2}$ відповідно для Box2, що забезпечує можливість оперування кожною координатою окремо.

Далі обчислюють координати рамки, яка охоплює зону перетину між двома вхідними рамками. Як і в попередньому випадку, визначають координати верхнього лівого: $inter_x1$, $inter_y1$ та нижнього правого кута: $inter_x2$, $inter_y2$ зони перетину цих рамок. Тепер $inter_x1$ обирають як максимальне значення між $x_{1.1}$ та $x_{1.2}$, а $inter_y1$ визначають як максимальне значення з $y_{1.1}$ та $y_{1.2}$. За аналогією $inter_x2$ обирають як мінімальне з $x_{2.1}$ та $x_{2.2}$, а для $inter_y2$ - мінімальне з $y_{2.1}$ та $y_{2.2}$. Такий вибір гарантує коректність визначення зони перетину і навіть у випадку, коли дві рамки матимуть спільну частину.

На наступному етапі обчислюють площу зони перетину як добуток ширини ($inter_x2 - inter_x1$) та висоти ($inter_y2 - inter_y1$). З метою уникнення від'ємних значень при розрахунку площі, використовують функцію $\max(0, \dots)$, яка повертає нуль для випадків, якщо дві рамки не перетинаються.

Після того розраховують площі кожної з рамок окремо, зокрема для першої площа є добутком ширини ($x_{2.1} - x_{1.1}$) на висоту ($y_{2.1} - y_{1.1}$), а для другої – площа відповідно обчислюється як добуток ($x_{2.2} - x_{1.2}$) і ($y_{2.2} - y_{1.2}$), отримані площі в подальшому використовуються для обчислення площі об'єднання.

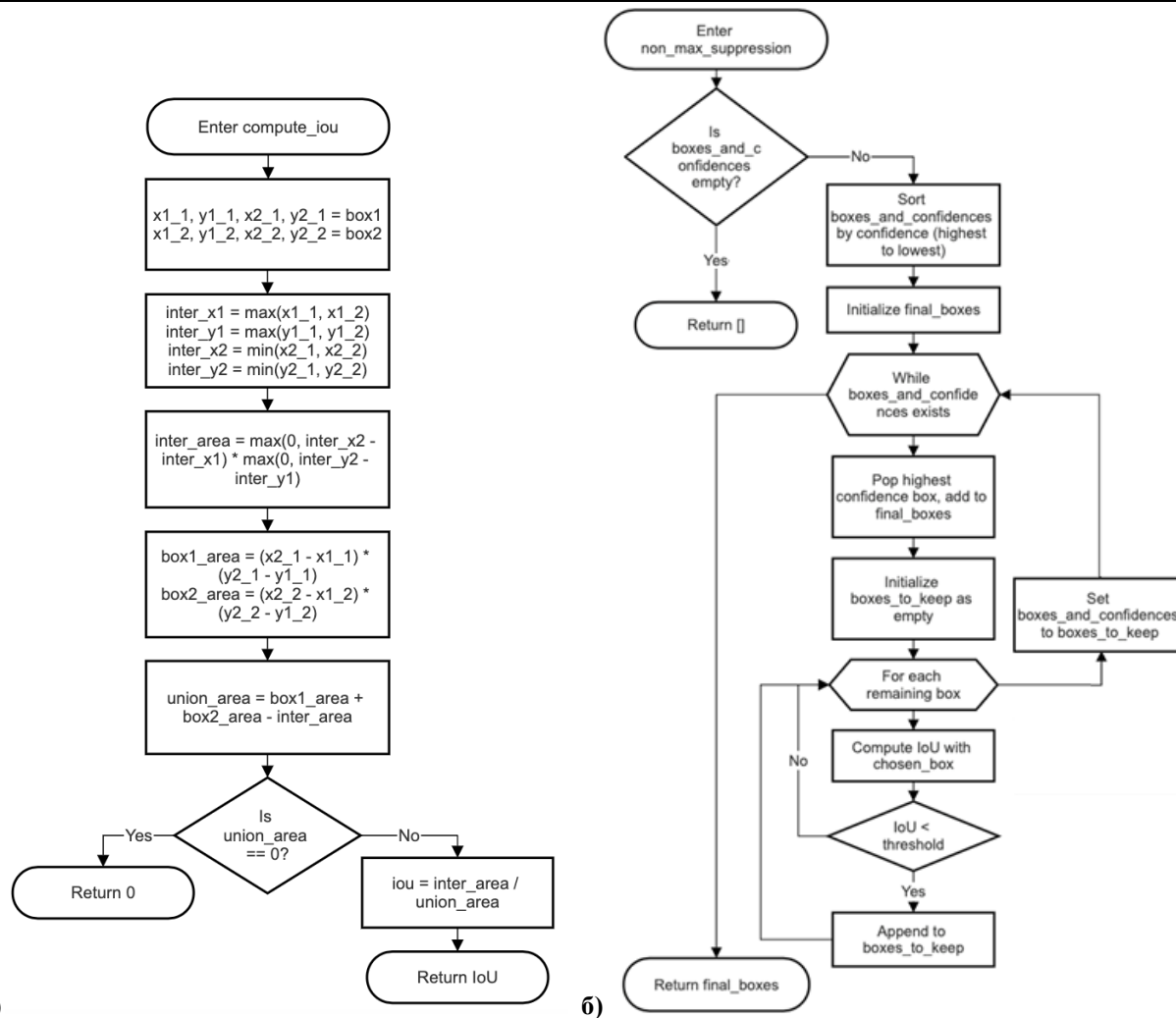


Рис. 2. Блок-схема а) функції ComputeIoU, б) алгоритму Non-MaximumSuppression

Для обчислення площі об'єднання двох рамок використовується інформація про їхні площі та зону перетину. Площа об'єднаної області визначається як сума площ двох прямокутників за вирахуванням площі їхнього перетину. Далі проводиться перевірка на рівність площі об'єднання нулю. Якщо площа дорівнює нулю, функція повертає значення 0, щоб уникнути помилки ділення на нуль. У цьому випадку, за відсутності перекриття між рамками, IoU приймає значення нуля.

Якщо площа об'єднання є ненульовою, коефіцієнт IoU визначається як відношення площі перетину до площі об'єднання, що відображає рівень перекриття між рамками. Наприкінці згадана функція повертає обчислене значення IoU, яке фактично слугує показником схожості двох рамок, оцінюючи їх взаємне перекриття.

На рис.2б подано блок-схему, алгоритму NMS (Non-MaximumSuppression), що використовується для відбору найбільш значущих обмежувальних рамок при розпізнаванні об'єктів на заданих двовірних зображеннях [10].

Як можна побачити, опрацювання стартує з виклику функції non_max_suppression, де перевіряється, чи є список boxes_and_confidences, що містить рамки та їх відповідні рівні певності порожнім. У випадку, коли список порожній, алгоритм завершує роботу і повертає порожній масив.

Якщо список містить елементи, рамки сортуються у порядку спадання значень певності. Це дає змогу спочатку опрацьовувати рамки з найвищим рівнем певності. Після сортування створюється порожній список final_boxes, призначений для збереження рамок, які відповідають критеріям NMS і формуватимуть кінцевий результат цієї функції. Далі іде цикл, який триває до тих пір, поки у списку boxes_and_confidences залишаються рамки. На кожній ітерації рамка з найвищим значенням певності вилучається зі списку і додається до final_boxes, ставши поточним вибором для цього етапу опрацювання.

Для збереження рамок, що мають несуттєве перекриття з вибраною рамкою, створюється порожній список boxes_to_keep. Для кожної залишкової рамки виконується розрахунок коефіцієнта IoU у порівнянні з обраною рамкою, якщо значення IoU нижче заданого порогу - рамка додається до boxes_to_keep, оскільки її перекриття з обраною є незначним, і вона може бути задіяна в наступних ітераціях.

Після аналізу всіх залишкових рамок список boxes_and_confidences оновлюється, приймаючи значення boxes_to_keep, що виключає рамки з високим рівнем перекриття, які уже не будуть враховані в

наступних ітераціях процесу. Цикл триває до тих пір, поки список `boxes_and_confidences` не стане порожнім, тобто всі рамки будуть або включені до `final_boxes`, або відхилені. У результаті функція повертає список відібраних рамок, які відповідають вимогам алгоритму Non-MaximumSuppression.

Далі реалізується ідентифікація об'єктів охоплених згаданими рамками паралельно трьома нейронними мережам, після чого отримані коефіцієнти подібності агрегуються шляхом вибору медіанного значення за яким приймається рішення щодо ідентифікації з подальшою класифікацією того чи іншого об'єкту.

Висновки

Вдосконалення методів попереднього опрацювання потокових даних та сигналів, зокрема через згладжування, дозволяє мінімізувати вплив шумів і параметричних флуктуацій, що покращує точність та адекватність розпізнавання об'єктів. Запропонований багатомодельний підхід, який включає використання кількох перцептронних структур YOLOv8, дозволяє підвищити точність системи. Агрегування результатів за допомогою методу медіани дозволяє зменшити вплив випадкових помилок і підвищити стійкість до шумових спотворень, не вимагаючи значних обчислювальних витрат. Цей метод є простим у реалізації, ефективним та адаптованим до обмежених ресурсів.

Доцільно зазначити, що розглянуті методи, зокрема багатомодельне застосування перцептронних структур і методів агрегації, відкривають можливості для подальших досліджень та удосконалення алгоритмів розпізнавання в умовах обмежених обчислювальних ресурсів, обмежених наборів даних і динамічних середовищ. Вони мають значний потенціал для впровадження в апаратно-програмні системи де важливі оперативність і точність виконання задач.

У результаті проведеного аналізу було встановлено, що застосування методу медіани для агрегації виходів різних моделей сприяє підвищенню точності системи, зменшуючи вплив промахів та неточностей, що можуть виникати в результаті впливу різних факторів. Таким чином, розроблений підхід можна застосовувати для вдосконалення існуючих алгоритмів опрацювання сигналів, комп'ютерного зору в робото технічних платформах, а також в інших сферах, де важлива точність, надійність і ефективність опрацювання даних.

Література

1. Yakovyn V., Kriukov T. Object detection in mobile robotics // 2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE), Ivano-Frankivsk, Ukraine, Nov. 29–30, 2022. – P. 310–312. – DOI: 10.5281/zenodo.8418713.
2. Badgajar C. M., Poulose A., Gan H. Agricultural object detection with You Only Look Once (YOLO) Algorithm: A bibliometric and systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2024. Т. 223. С. 109090. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109090> (дата звернення: 21.11.2024).
3. Kozlenko M., Sendetskyi V., Simkiv O., Savchenko N., Bosyi A. Identity documents recognition and detection using semantic segmentation with convolutional neural network // CEUR Workshop Proceedings. – 2021. – Vol. 2923. – P. 234–242.
4. Huang H. та ін. Improved small-object detection using YOLOv8: A comparative study // Applied and Computational Engineering. – 2024. – Vol. 41, № 1. – P. 80–88. – URL: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/41/20230714> (дата звернення: 21.11.2024).
5. Ejayi Chukwuebuka Joseph та ін. Systematic Advancement Of Yolo Object Detector For Real-Time Detection Of Objects [Електронний ресурс]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/357961670_Systematic_Advancement_of_Yolo_Object_Detector_For_Real-Time_Detection_of_Objects (дата звернення: 21.11.2024).
6. Mupparaju Sohan, Thotakura SaiRam, Ch Venkata RamiReddy. A Review on YOLOv8 and its Advancements [Електронний ресурс]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/377216968_A_Review_on_YOLOv8_and_Its_Advancements (дата звернення: 21.11.2024).
7. Murthy C. B. та ін. Investigations of Object Detection in Images/Videos Using Various Deep Learning Techniques and Embedded Platforms – A Comprehensive Review // Applied Sciences. – 2020. – Vol. 10, № 9. – P. 3280. – URL: <https://doi.org/10.3390/app10093280> (дата звернення: 21.11.2024).
8. Rakkshab Varadharajan Iyer, Ringe P. Shashikant, Bhensdadiya K. P. Comparison of YOLOv3, YOLOv5s and MobileNet-SSD V2 for Real-Time Mask Detection [Електронний ресурс]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/353211011_Comparison_of_YOLOv3_YOLOv5s_and_MobileNet-SSD_V2_for_Real-Time_Mask_Detection (дата звернення: 21.11.2024).
9. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016. – P. 779–788. – DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
10. Cho Y.-J. Weighted Intersection over Union (wIoU) for evaluating image segmentation // Pattern Recognition Letters. – 2024. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2024.07.011> (дата звернення: 22.11.2024).

References

1. Yakovyn V., Kriukov T. Object detection in mobile robotics // 2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE), Ivano-Frankivsk, Ukraine, Nov. 29–30, 2022. – P. 310–312. – DOI: 10.5281/zenodo.8418713.
2. Badgujar C. M., Poulse A., Gan H. Agricultural object detection with You Only Look Once (YOLO) Algorithm: A bibliometric and systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2024. T. 223. C. 109090. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109090> (Data zvernennia: 21.11.2024).
3. Kozlenko M., Sendetskyi V., Simkiv O., Savchenko N., Bosyi A. Identity documents recognition and detection using semantic segmentation with convolutional neural network // CEUR Workshop Proceedings. – 2021. – Vol. 2923. – P. 234–242.
4. Huang H. Improved small-object detection using YOLOv8: A comparative study // Applied and Computational Engineering. – 2024. – Vol. 41, № 1. – P. 80–88. – URL: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/41/20230714> (Data zvernennia 21.11.2024).
5. Ejayi Chukwuebuka Joseph та ін. Systematic Advancement Of Yolo Object Detector For Real-Time Detection Of Objects [Elektronnyi resurs]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/357961670_Systematic_Advancement_of_Yolo_Object_Detector_For_Real-Time_Detection_of_Objects (Data zvernennia: 21.11.2024).
6. Mupparaju Sohan, Thotakura SaiRam, Ch Venkata RamiReddy. A Review on YOLOv8 and its Advancements [Elektronnyi resurs]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/377216968_A_Review_on_YOLOv8_and_Its_Advancements (Data zvernennia: 21.11.2024).
7. Murthy C. B. Investigations of Object Detection in Images/Videos Using Various Deep Learning Techniques and Embedded Platforms – A Comprehensive Review // Applied Sciences. – 2020. – Vol. 10, № 9. – P. 3280. – URL: <https://doi.org/10.3390/app10093280> (Data zvernennia: 21.11.2024).
8. Rakkshab Varadharajan Iyer, Ringe P. Shashikant, Bhensdadiya K. P. Comparison of YOLOv3, YOLOv5s and MobileNet-SSD V2 for Real-Time Mask Detection [Elektronnyi resurs]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/353211011_Comparison_of_YOLOv3_YOLOv5s_and_MobileNet-SSD_V2_for_Real-Time_Mask_Detection (Data zvernennia: 21.11.2024).
9. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016. – P. 779–788. – DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
10. Cho Y.-J. Weighted Intersection over Union (wIoU) for evaluating image segmentation // Pattern Recognition Letters. – 2024. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2024.07.011> (Data zvernennia: 22.11.2024).